

**PERAMALAN PENCEMARAN UDARA OLEH *PARTICULATE*  
*MATTER* (PM10) DI DAERAH PEKANBARU DENGAN  
MENGUNAKAN METODE BOX-JENKINS**

**TUGAS AKHIR**

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat  
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains  
pada Jurusan Matematika

**Oleh :**

**ISMAIL  
10754000142**



**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU  
PEKANBARU  
2011**

**PERAMALAN PENCEMARAN UDARA OLEH *PARTICULATE*  
*MATTER* (PM10) DI DAERAH PEKANBARU DENGAN  
MENGUNAKAN METODE BOX-JENKINS**

**ISMAIL  
NIM: 10754000142**

Tanggal Sidang : 27 Juni 2011  
Tanggal Wisuda : November 2011

Jurusan Matematika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau  
Jl. HR. Soebrantas No.155 Pekanbaru

**ABSTRAK**

Penulisan skripsi ini menjelaskan tentang model peramalan pencemaran udara Pekanbaru. Tujuan penulisan ini yaitu untuk menentukan model peramalan pencemaran udara oleh zat polutan (pencemar) *particulate matter* (PM10) menggunakan metode Box-Jenkins. Penggunaan data untuk memperoleh model pencemaran udara PM10 digunakan data Tahun 2010. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model AR(1) adalah model yang sesuai untuk peramalan pencemaran udara PM10. Hasil peramalan menunjukkan bahwa pencemaran udara mengalami kenaikan secara pelan dan pola data peramalan mengikuti pola data aktual tahun sebelumnya.

***Kata kunci:*** *AR(1), Box-Jenkins, Particulate Matter (PM10)*

## DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PERSETUJUAN.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN .....	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL.....	iv
LEMBAR PERNYATAAN .....	v
LEMBAR PERSEMBAHAN .....	vi
ABSTRAK .....	vii
<i>ABSTRACT</i> .....	viii
KATA PENGANTAR .....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR SIMBOL.....	ix
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR .....	xi
DAFTAR LAMPIRAN .....	xii
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang Masalah.....	I-1
1.2 Rumusan Masalah .....	I-2
1.3 Batasan Masalah .....	I-2
1.3.1 Data.....	I-2
1.3.2 Metode yang Digunakan.....	I-3
1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian .....	I-3
1.4.1 Tujuan Penelitian .....	I-3
1.4.2 Manfaat Penelitian .....	I-3
1.5 Sistematika Penulisan .....	I-4

## BAB II LANDASAN TEORI

2.1	<i>Particulate Matter</i> .....	II-1
2.2	Data Hilang .....	II-2
2.3	Konsep Dasar Analisa Runtun Waktu ( <i>Time Series</i> ) ...	II-2
2.4	Metode Box-Jenkins .....	II-3
2.4.1	Stasioner dan Non Stasioner .....	II-3
2.4.2	Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Parsial Autokorelasi (PACF) .....	II-6
2.4.3	Identifikasi Model.....	II-6
2.4.3.1.	Model <i>Autoregressive</i> atau AR (p) .....	II-6
2.4.3.2.	Model <i>Moving Average</i> atau MA (q) ...	II-7
2.4.3.3.	Model Campuran <i>Autoregressive</i> <i>Moving Average</i> atau ARMA (p,q) .....	II-8
2.4.3.4.	Model <i>Autoregressive Integrated</i> <i>Moving Average</i> atau ARIMA (p,d,q)..	II-10
2.4.2.	Estimasi Parameter .....	II-11
2.4.3.	Pemeriksaan Diagnostik .....	II-13
2.4.4.	Peramalan .....	II-14

## BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1	Metode Pengumpulan Data .....	III-1
3.2	Metode Analisa Data.....	III-1

## BAB IV PEMBAHASAN

4.1	Deskriptif Data Pencemaran Udara oleh PM10 Tahun 2010 Stasiun Pemantau Daerah Tampan (Pekanbaru <i>Fixed Station</i> 3).....	IV-1
4.2	Pembentukan Model Peramalan Pencemaran Udara oleh PM10 .....	IV-3

## BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan .....	V-1
5.2 Saran.....	V-1

## DAFTAR PUSTAKA

## LAMPIRAN

## DAFTAR RIWAYAT HIDUP

## DAFTAR SIMBOL

$\phi_i$ (Shi)	: Parameter <i>Autoregressive</i> ke- $i$ , $i = 1, 2, 3, \dots, p$
$\theta_i$ (Theta)	: Parameter <i>Moving Average</i> ke- $i$ , $i = 1, 2, 3, \dots, q$
$\alpha$ (Alpha)	: Konstanta Persamaan Regresi Sederhana
$\partial$	: Turunan Parsial
$J$	: Persamaan Kuadrat <i>Error</i>
$\beta$ (Beta)	: Parameter Regresi Sederhana
$\Sigma$	: Notasi Penjumlahan
$a_t$	: <i>Error</i> pada periode $t$
$e$	: <i>Error</i> Persamaan Regresi Sederhana

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel</b>	<b>Halaman</b>
4.1 Statistik deskriptif pencemaran udara oleh PM10 .....	IV-2
4.2 Anggaran nilai uji ADF dengan nilai kritik Mackinnon.....	IV-4
4.3 Anggaran nilai uji PP dengan nilai kritik Mackinnon .....	IV-4
4.4 Anggaran nilai uji KPSS dengan nilai kritik Mackinnon .....	IV-5
4.5 Nilai estimasi parameter model AR (1) .....	IV-7
4.6 <i>Output</i> proses Ljung-Box Model AR (1) .....	IV-8
4.7 Data aktual dan peramalan <i>testing</i> pencemaran udara PM10.....	IV-12
4.8 Data peramalan pencemaran udara PM10.....	IV-12

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Masalah pencemaran udara selalu dikaitkan dengan kota-kota besar, hampir tidak ada kota besar di dunia yang terhindar dari gejala pencemaran udara. Udara yang dulunya bersih tidak tercemar sekarang menjadi tercemar. Oleh sebab itu, kota-kota besar di dunia mulai menerapkan berbagai strategi untuk dapat mengatasi masalah pencemaran udara dengan baik (Kementrian Lingkungan Hidup).

Kota-kota besar di Indonesia juga mengalami pencemaran udara, hal ini diakibatkan meningkatnya lalu lintas, pembangunan industri, penumpukan sampah sehingga kualitas udara mengalami perubahan. Udara yang dulunya bersih kini jadi tercemar, bila ini tidak segera ditangani dan ditanggulangi dapat memberikan dampak negatif terhadap makhluk hidup (Yusnabeti, 2010).

Berdasarkan Peraturan Pemerintah RI No. 41 Tahun 1999 mengenai pengendalian pencemaran udara, yang dimaksud dengan pencemaran udara adalah masuknya atau dimasukkannya zat, energi dan/atau komponen lain ke dalam udara ambient oleh kegiatan manusia sehingga mutu udara ambient turun sampai ke tingkat tertentu yang menyebabkan udara ambient tidak memenuhi fungsinya (Prabu, 2008).

Terdapat berbagai zat pencemar yang menyebabkan polusi yang dihasilkan dari aktivitas manusia atau proses alam, diantara zat pencemar tersebut adalah: karbon monoksida (CO), karbon dioksida (CO<sub>2</sub>), nitrogen dioksida (NO<sub>2</sub>), sulfur dioksida (SO<sub>2</sub>), *particulate matter* (PM10), ozon (O<sub>3</sub>), hidrokarbon (HC) (Putra, 2009).

Banyak penelitian yang membahas tentang pencemaran udara, salah satunya bagaimana tingkat pencemaran udara oleh suatu zat tertentu di tempat tertentu pada masa yang akan datang. Penelitian-penelitian yang terkait tentang pencemaran udara yaitu, “Analisa *Time Series* Pencemaran Udara oleh *Particulate*



*Matter* (PM10)” yang menggunakan data pencemaran di kawasan Kuala Lumpur, dari penelitian tersebut diperoleh bahwa model yang sesuai untuk pencemaran oleh PM10 adalah model AR(3) tanpa parameter  $\phi_2$  dan hasil peramalan menunjukkan terjadi penurunan tingkat pencemaran udara oleh PM10 (Pani, A. D, 2010).

Penelitian lainnya yaitu, “*Forecasting and Time Series of Air Pollutants in Several Area of Malaysia*” memperoleh kesimpulan bahwa untuk daerah Pahang model ARIMA (1,1,1) yang tepat untuk memodelkan pencemaran CO, model ARIMA (4,1,1) untuk memodelkan pencemaran daerah Trengganu, model ARMA (1,2), untuk daerah Kelantan, ARMA (1,1) dan hasil peramalan menyatakan setiap parameter konsentrasi masih dalam kondisi baik tidak melampaui batas baik NAASQS atau DOE Malaysia tidak termasuk nilai untuk nitrogen dioksida untuk Hulu Kelang (Zamri, 2009).

Berdasarkan laporan Tahun 2010 oleh BLH kota Pekanbaru tentang kualitas udara ambient, diketahui PM10 adalah sebagai parameter kritis karena sering muncul yaitu sebanyak 197 hari dalam Tahun 2010. Oleh sebab itu, penulis tertarik untuk mengetahui bagaimana tingkat pencemaran dimasa yang akan datang. Maka penulis memberi judul penulisan tugas akhir ini dengan judul **Peramalan Pencemaran Udara oleh *Particulate Matter* (PM10) di Daerah Pekanbaru dengan Menggunakan Metode Box-Jenkins.**

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang tersebut maka diperoleh rumusan masalah “Bagaimana meramalkan kepekatan *particulate matter* (PM10) pada suatu waktu tertentu dengan menggunakan metode Box-Jenkins”.

## **1.3 Batasan Masalah**

### **1.3.1 Data**

Dalam penulisan tugas akhir ini data yang digunakan adalah data pencemaran udara oleh *particulate matter* (PM10) dalam satuan  $\mu\text{g}/\text{m}^3$  di wilayah

Kota Pekanbaru Tahun 2010 dengan stasiun pemantau daerah Tampan PEF 3 (Pekanbaru *Fixed station* 3).

### **1.3.2 Metode Yang Digunakan**

Dalam pembahasan tugas akhir ini penulis akan membahas tentang pengolahan data menggunakan metode Box-Jenkins untuk menentukan model terbaik pencemaran PM10. Dalam menguji kestasioneran data menggunakan uji *unit root* dan menggunakan metode kuadrat terkecil untuk mengestimasi parameter serta menggunakan uji Ljung-Box dan uji kenormalan *residual* untuk menentukan kelayakan model yang diperoleh.

## **1.4 Tujuan Dan Manfaat Penelitian**

### **1.4.1 Tujuan Penelitian**

Tujuan yang ingin dicapai adalah:

- a. Menentukan model terbaik untuk pencemaran udara di wilayah Kota Pekanbaru oleh PM10 dengan menggunakan metode Box-Jenkins.
- b. Meramalkan kepekatan PM10 pada suatu waktu tertentu menggunakan metode Box-Jenkins.

### **1.4.2 Manfaat Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah dan tujuan penelitian yang telah dikemukakan, maka manfaat yang dapat diambil adalah:

- a. Penulis mengharapkan mendapat wawasan keilmuan dalam statistika mengenai metode Box-Jenkins dan dapat mengetahui lebih banyak tentang analisa runtun waktu.
- b. Meramalkan pencemaran udara dari model yang diperoleh, sehingga bisa menjadi pertimbangan pemerintah dalam membuat kebijakan yang sesuai untuk mengatasi pencemaran udara.

## **1.5 Sistematika Penulisan**

Adapun sistematika dalam penulisan tugas akhir ini terdiri dari beberapa bab, yang memberikan gambaran secara menyeluruh, yaitu:

## **BAB I           Pendahuluan**

Bab ini berisikan tentang gambaran umum isi tugas akhir yang meliputi latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian dan manfaat penelitian serta sistematika penulisan.

## **BAB II           Landasan Teori**

Bab ini berisikan mengenai penjelasan dasar teori analisa runtun waktu yang mendukung dalam penyelesaian tugas akhir dalam menentukan model terbaik untuk peramalan data pencemaran udara oleh PM10, dalam menguji kestasioneran data penulis menggunakan uji akar unit Augmented Dickey-Fuller (ADF), uji Philips-Perron (PP) dan Kwiatkowski Phillips Schimidt Shin (KPSS). Dan untuk menguji kesesuaian model penulis menggunakan uji Ljung-Box dan uji kenormalan *residual*.

## **BAB III          Metodologi Penelitian**

Bab ini berisikan mengenai studi pustaka atau literatur, yaitu dengan membaca buku-buku dan sumber-sumber lain yang berhubungan dengan analisis runtun waktu.

## **BAB IV          Pembahasan**

Bab ini berisikan pemaparan cara-cara dengan teoritis dalam mendapatkan hasil penelitian.

## **BAB V           Penutup**

Dalam bab ini akan dijelaskan mengenai kesimpulan dan saran.

## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

Dalam landasan teori ini berisikan tentang definisi PM10, dampak dari pencemaran oleh PM10 serta sumber pencemaran dan pengenalan dalam analisa data runtun waktu menggunakan metode Box-Jenkins.

#### **2.1 *Particulate Matter* (PM10)**

*Particulate matter* (PM10) adalah istilah untuk partikel padat atau cair yang memiliki diameter 10 mikrometer atau kurang. PM10 merupakan salah satu zat pencemar udara, PM10 dalam emisi gas buang yang dihasilkan oleh kendaraan diesel terdiri dari bermacam-macam komponen. Pada proses pembakaran, debu terbentuk dari pemecahan unsur hidrokarbon dan proses oksidasi setelahnya. Dalam debu tersebut terkandung debu sendiri dan beberapa kandungan metal oksida. Selanjutnya di atmosfer kandungan metal dan debu tersebut membentuk partikulat (Gindo, A, 2007).

Beberapa unsur kandungan *particulate matter* (PM10) adalah karbon, SOF (*Soluble Organic Fraction*), debu, SO<sub>4</sub>, dan H<sub>2</sub>O. Sebagian PM10 berasal dari cerobong pabrik sebagai asap hitam tebal dan asap yang keluar dari kendaraan diesel serta PM10 berasal dari kebakaran hutan lahan yang paling membahayakan karena PM10 adalah butiran-butiran halus sehingga dapat menembus bagian terdalam paru-paru (EPA, 1995).

Pencemaran udara memberikan efek negatif terhadap makhluk hidup, efek tersebut dipengaruhi oleh kepekatan dan lamanya pencemaran. Efek negatif dari pencemaran udara yang disebabkan oleh PM10 terhadap manusia adalah mengakibatkan gangguan pernapasan seperti ISPA, bronkhitis kronis, paru-paru enpisema bahkan kanker paru-paru (Yusnabeti, 2010).

PM10 juga memberi efek negatif pada tumbuhan dan hewan, pada tumbuhan seperti penyumbatan pada pembukaan stomata sehingga mengganggu proses fotosintesis dan pada beberapa jenis tanaman akan mengganggu proses pertumbuhan sehingga menyebabkan pengkerdilan tanaman. Sedangkan gangguan

yang terjadi pada hewan seperti gangguan pada sistem pernapasan dan pada hewan yang memakan tumbuhan yang tercemar akan menyebabkan bentuk tulang yang tidak normal (Pani, A. D, 2010).

## 2.2 Data Hilang

Data pencemaran udara oleh PM10 yang diperoleh dari stasiun pemantau merupakan pencemaran yang terjadi pada satu tempat. Kadang-kadang stasiun pemantau mengalami kekosongan data karena matinya pembangkit tenaga listrik ataupun karena kerusakan alat. Kekosongan data pencemaran tersebut dapat diisi dengan menggunakan rata-rata aljabar. Secara matematis sebagai berikut (<http://cwienn.wordpress.com>, 2009):

$$P = \frac{1}{n} (P_1 + P_2 + \dots + P_n) \quad (2.1)$$

keterangan:

$P$  adalah data pencemaran udara harian hilang distasiun pemantau pada suatu bulan

$P_i$  adalah data pencemaran udara harian distasiun pemantau pada suatu bulan yang tidak terdapat data hilang,  $i = 1, 2, \dots, n$

$n$  adalah banyaknya pencemaran pada suatu bulan terdapat data hilang

## 2.3 Konsep Dasar Analisa Runtun Waktu (*Time Series*)

Pada dasarnya setiap nilai dari pengamatan dapat dikaitkan dengan waktu pengamatannya. Jika kaitan variabel pengamatan dan waktu diperhatikan maka data disebut dengan data runtun waktu (*time series*) (Mulyana, 2004). Oleh sebab itu yang dikatakan suatu runtun waktu adalah himpunan observasi berurut menurut waktu (Puspita, 2008).

Jenis-jenis data menurut waktu dapat digolongkan menjadi beberapa bagian agar dapat memahami dalam pemodelan runtun waktu, perlu diketahui beberapa jenis data menurut waktu, yang dapat dibedakan atas tiga macam (Rosadi, D, 2006) yaitu:

1. *Cross-section* data, yaitu jenis data yang dikumpulkan untuk/pada sejumlah individu/kategori untuk sejumlah variabel pada suatu titik waktu tertentu.
2. *Time Series* (runtun waktu) data, yaitu jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang tertentu. Jika waktu dipandang bersifat diskrit (waktu dapat dimodelkan bersifat kontinu), frekuensi pengumpulan selalu sama (*equidistant*). Dalam kasus diskrit, frekuensi dapat berupa misalnya detik, menit, jam, hari, minggu, bulan atau tahun.
3. *Panel/pooled* data, yaitu tipe data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu pada sejumlah individu/kategori.

## **2.4 Metode Box-Jenkins**

Metode runtun waktu dikenalkan dan dikembangkan oleh G. E. P. Box dan G. M. Jenkins pada Tahun 1972. Peramalan dengan metode Box-Jenkins akan memberikan hasil yang lebih baik dari metode-metode peramalan yang lain, karena metode ini tidak mengabaikan unsur data runtun waktu, tetapi proses perhitungannya cukup kompleks jika dibandingkan dengan metode peramalan lainnya. Dengan program komputer akan mempermudah dalam perhitungannya, untuk memperoleh hasil yang diinginkan lebih baik maka ukuran sampel 30-50, untuk lebih baik lagi gunakan ukuran sampel lebih dari 50 sampel (Yafee, A, R, 1999).

Metode Box-Jenkins adalah metode peramalan untuk data runtun waktu. Adapun langkah-langkah dalam analisa metode Box-Jenkins terdiri dari empat langkah yaitu: langkah pertama adalah identifikasi model, langkah kedua mengestimasi parameter, langkah ketiga verifikasi model (*diagnostik check*) dan langkah keempat peramalan (Box, 1976).

### **2.4.1 Stasioner dan Non Stasioner**

Model stasioner, yaitu suatu model yang sedemikian hingga semua sifat-sifat statistiknya (*mean* dan *variance*) tidak berubah terhadap perubahan waktu. Dalam aplikasi sifat statistik yang selalu menjadi perhatian adalah rata-rata, variansi. Pada model data stasioner sifat-sifat statistiknya dimasa yang akan

datang dapat diramalkan berdasarkan data historis yang telah terjadi dimasa lalu (Rosadi, D, 2006).

Menentukan data yang kita gunakan stasioner atau tidaknya bisa diketahui hanya dengan melihat dari plot data runtun waktu tetapi untuk mendapatkan hasil yang lebih pasti sebaiknya gunakan uji stasioner yaitu uji *unit root*, adapun uji stasioner yaitu:

a. Uji *unit root Augmented Dickey-Fuller (ADF)*

Pada dasarnya uji *unit root* dimaksudkan untuk mengamati apakah koefisien tertentu dari model yang ditaksir mempunyai nilai satu atau tidak (Enders, W, 1995). Formulasi uji ADF adalah sebagai berikut:

$$\Delta Z_t = \alpha_0 + \alpha_1 Z_{t-1} + \sum_{i=1}^n \alpha_i \Delta Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

keterangan:

$\alpha_i$  adalah parameter ( $i = 1, \dots, n$ )

$t$  adalah waktu *trend* variabel

$\varepsilon$  adalah galat

adapun hipotesis pada uji ini:

$H_0$ : data terdapat *unit root* (data tidak stasioner)

$H_1$ : data tidak terdapat *unit root* (data stasioner)

Jika  $|t| >$  nilai mutlak dari nilai kritik Mackinnon, maka tolak  $H_0$  yang berarti data tidak terdapat *unit root* (data stasioner) atau dapat juga membandingkan *p-value* dengan nilai  $\alpha$ , jika *p-value*  $<$  nilai  $\alpha$  maka tolak  $H_0$  yang berarti data tidak terdapat *unit root* (data stasioner).

b. Uji *unit root Phillips-Perron (PP)*

Uji ketasioneran data selanjutnya adalah uji *unit root* Phillips-Perron yang dikembangkan oleh C.B Phillips dan P.Perron (Enders, W, 1995). Formulasi uji PP adalah sebagai berikut:

$$\Delta Z_t = \alpha_0 + \alpha_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

keterangan:

$\alpha_0, \alpha_1$  adalah parameter

$t$  adalah waktu *trend* variabel

$\varepsilon$  adalah galat

adapun hipotesis dalam uji ini:

$H_0$ : data terdapat unit *root* (data tidak stasioner)

$H_1$ : data tidak terdapat unit *root* (data stasioner)

Jika  $|t| >$  nilai mutlak dari nilai kritik Mackinnon, maka tolak  $H_0$  yang berarti data tidak terdapat *unit root* (data stasioner) atau dapat juga membandingkan *p-value* dengan nilai  $\alpha$ , jika *p-value*  $<$  nilai  $\alpha$  maka tolak  $H_0$  yang berarti data tidak terdapat *unit root* (data stasioner).

c. Uji *unit root Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)*

Selain uji ADF dan uji PP untuk menentukan data stasioner atau tidak juga dapat dilakukan dengan uji KPSS yang kenalkan oleh Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (Pani, A. D, 2010). Formulasi uji KPSS adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \alpha_0 + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

keterangan:

$\alpha_0$  adalah parameter

$t$  adalah waktu *trend* variabel

$\varepsilon$  adalah galat

hipotesis dalam uji ini berbeda dengan hipotesis pada uji-uji sebelumnya yaitu:

$H_0$ : data stasioner

$H_1$ : data tidak stasioner

Jika  $|t| <$  nilai mutlak nilai kritik Mackinnon, maka terima  $H_0$  yang berarti data tersebut stasioner.

Jika data tidak stasioner maka perlu dilakukan differensing untuk menstasionerkan data, differensing dilakukan sampai data menjadi stasioner.

#### 2.4.2 Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Parsial Autokorelasi (PACF)

Fungsi autokorelasi (ACF) adalah fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi antara pengamatan pada waktu ke- $t$  dengan pengamatan pada waktu-waktu sebelumnya (Abraham, 1983).



Fungsi autokorelasi dibentuk dengan himpunan  $\{\rho_k; k = 0, 1, \dots\}$  dengan  $\rho_0 = 1$ . Autokorelasi pada *lag*  $k$  didefinisikan sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{\text{kov}(Z_t, Z_{t-k})}{[\text{var}(Z_t) \cdot \text{var}(Z_{t-k})]^{\frac{1}{2}}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.5)$$

nilai ACF untuk sampel:

$$\hat{\rho}_k = r_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.6)$$

Selain fungsi autokorelasi juga diperlukan fungsi autokorelasi parsial untuk analisa runtun waktu. Fungsi parsial autokorelasi adalah fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke- $t$  dengan pengamatan pada waktu-waktu sebelumnya (Abraham, 1983), yang didefinisikan sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{[P^*_{kk}]}{[P_k]} \quad (2.7)$$

Autokorelasi juga dapat digunakan untuk menentukan model sementara dari suatu kumpulan data runtun waktu apakah model AR, model MA atau model ARMA.

### 2.4.3 Identifikasi Model

Untuk mengidentifikasi model tentukan dahulu kestasioneran data. Jika data tersebut stasioner maka model yang tepat adalah model AR, model MA atau model ARMA, untuk menentukan modelnya dilihat dari *lag-lag* ACF dan PACF. Jika data tersebut tidak stasioner maka model yang tepat adalah model ARIMA.

#### 2.4.3.1 Model Autoregressive atau AR(p)

Jika *lag* pada ACF turun secara sinus atau eksponen dan PACF terpotong pada *lag*  $k$ , maka model AR(p) model *autoregressive* tingkat  $p$  adalah model yang tepat.

Model AR(p) adalah (Cochrane. John, 2005):

$$Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.8)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i; i = 1, \dots, p$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\phi_i$  adalah koefisien parameter *autoregressive*;  $i = 1, \dots, p$

$\phi_0$  adalah konstanta *autoregressive*

Model dari AR(1) adalah:

$$Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + a_t \quad (2.9)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t; t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i; i = 1, 2$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\phi_1$  adalah koefisien parameter *autoregressive* tingkat 1

$\phi_0$  adalah konstanta *autoregressive*

Model dari AR(2) adalah:

$$Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + a_t \quad (2.10)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t; t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i; i = 1, 2$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\phi_i$  adalah koefisien parameter *autoregressive*;  $i = 1, 2$

$\phi_0$  adalah konstanta *autoregressive*

#### 2.4.3.2 Model *Moving Average* atau MA(q)

Jika pada ACF terpotong pada *lag k* dan *lag* pada PACF turun secara sinus atau eksponen, maka model MA(q) model *moving average* tingkat  $q$  adalah model yang tepat.

Model MA(q) adalah (Cochrane. John, 2005):

$$Z_t = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.11)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t; t = 1, 2, \dots, n$

$a_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i; i = 1, \dots, q$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\theta_i$  adalah koefisien parameter *moving average*;  $i = 1, \dots, q$

$\theta_0$  adalah konstanta *moving average*

Model dari MA(1) adalah:

$$Z_t = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.12)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$a_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ;  $i = 1, 2$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\theta_1$  adalah koefisien parameter *moving average* tingkat 1

$\theta_0$  adalah konstanta *moving average*

Model dari MA(2) adalah:

$$Z_t = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad (2.13)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$a_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ;  $i = 1, 2$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\theta_i$  adalah koefisien parameter *moving average*;  $i = 1, 2$

$\theta_0$  adalah konstanta *moving average*

#### 2.4.3.3 Model Campuran *Autoregressive Moving Average* atau ARMA(p,q)

Jika *lag* pada ACF dan *lag* pada PACF keduanya terpotong, maka model ARMA adalah model yang tepat. Model ARMA (*Autoregressive Moving Average*) adalah model yang menggabungkan banyak unsur. Model ARMA ini menggabungkan dua pola serial waktu yaitu AR (*Autoregressive*) oleh Yule dan MA (*Moving Average*) oleh Slutsky.

Model ARMA(p,q) adalah (Cochrane. John, 2005):

$$Z_t = \delta + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.14)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ;  $i = 1, \dots, p$

$a_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ;  $i = 1, \dots, q$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\phi_i$  adalah koefisien parameter *autoregressive*;  $i = 1, \dots, p$

$\theta_i$  adalah koefisien parameter *moving average*;  $i = 1, \dots, q$

$\delta$  adalah konstanta *autoregressive moving average*

Model dari ARMA(1,1) adalah:

$$Z_t = \delta + \phi_1 Z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.15)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-1}$  adalah data pada periode  $t - 1$

$a_{t-1}$  adalah data pada periode  $t - 1$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\phi_1$  adalah koefisien parameter *autoregressive* tingkat 1

$\theta_1$  adalah koefisien parameter *moving average* tingkat 1

$\phi_0$  adalah konstanta *autoregressive moving average*

Model dari ARMA(1,2) adalah:

$$Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad (2.16)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-1}$  adalah data pada periode  $t - 1$

$a_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ;  $i = 1, 2$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\phi_1$  adalah koefisien parameter *autoregressive* tingkat 1

$\theta_i$  adalah koefisien parameter *moving average*;  $i = 1, 2$

$\phi_0$  adalah konstanta *autoregressive moving average*

#### 2.4.3.4 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* atau ARIMA(p,d,q)

Jika data tidak stasioner maka model ARIMA model yang tepat. Model ARIMA secara teori merupakan bentuk paling umum dari model peramalan data runtun waktu yang bisa distasionerkan melalui suatu transformasi *differencing*.

Model ARIMA(p,d,q) adalah (Box, 1976):

$$Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_{p+d} Z_{t-p-d} - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} + a_t \quad (2.17)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ;  $i = 1, \dots, p$

$a_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ;  $i = 1, \dots, q$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\phi_i$  adalah koefisien parameter *autoregressive*;  $i = 1, \dots, p$

$\theta_i$  adalah koefisien parameter *moving average*;  $i = 1, \dots, q$

$\phi_0$  adalah konstanta *autoregressive integrated moving average*

Untuk model dari ARIMA(1,1,0) adalah:

$$Z_t = \phi_0 + (1 + \phi_1)Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + a_t \quad (2.18)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-1}$  adalah data pada periode  $t - 1$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\phi_1$  adalah koefisien parameter *autoregressive* tingkat 1

$\phi_0$  adalah konstanta *autoregressive integrated moving average*

Untuk model dari ARIMA(0,1,1) adalah:

$$Z_t = \theta_0 + Y_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.19)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$a_{t-1}$  adalah data pada periode  $t - 1$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\theta_1$  adalah koefisien parameter *moving average* tingkat 1

$\theta_0$  adalah konstanta *autoregressive integrated moving average*

Untuk model dari ARIMA(1,1,1) adalah:

$$Z_t = \phi_0 + (1 + \phi_1)Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.20)$$

keterangan :

$Z_t$  adalah data pada periode  $t$ ;  $t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ;  $i = 1, 2$

$a_t$  adalah *error* pada periode  $t$

$\phi_1$  adalah koefisien parameter *autoregressive* tingkat 1

$\phi_0$  adalah konstanta *autoregressive integrated moving average*

$a_{t-1}$  adalah data pada periode  $t - 1$

$\theta_1$  adalah koefisien parameter *moving average* tingkat 1

#### 2.4.4 Estimasi Parameter

Setelah model sementara diperoleh selanjutnya adalah mengestimasi parameter model. Dalam mengestimasi parameter metode yang digunakan adalah metode kuadrat terkecil (*least square method*) yaitu dengan menentukan turunan fungsi terhadap parameter-parameter model dengan meminimumkan jumlah kuadrat *error* (Sembiring, 2003). Untuk persamaan regresi linear sederhana yaitu:

$$\hat{Y}_i = \alpha + \beta x_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.21)$$

persamaan kuadrat *error* untuk regresi linier sederhana, yaitu:

$$J = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (2.22)$$

Pada persamaan runtun waktu tingkat satu analog dengan persamaan regresi linear sederhana, misalnya pada model AR(1) berarti mengganti  $Y_i$  dengan  $Z_t$ ,  $x_i$  dengan  $Z_{t-1}$ ,  $e_i$  dengan  $a_t$ ,  $\alpha$  dengan  $\phi_0$  dan  $\beta$  dengan  $\phi_1$ , maka persamaan 2.20 menjadi:

$$J = \sum_{t=1}^n a_t^2 = \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2 \quad (2.23)$$

dengan model AR(1) adalah:

$$\hat{Z}_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} \quad (2.24)$$

Kemudian substitusikan persamaan 2.23 kedalam persamaan 2.22 sehingga persamaan jumlah kuadrat *error* menjadi menjadi:

$$J = \sum_{t=1}^n a_t^2 = \sum_{t=1}^n (Z_t - \phi_0 - \phi_1 Z_{t-1})^2 \quad (2.25)$$

Untuk meminimumkan kuadrat *error* berarti mencari turunan terhadap nilai  $\phi_0$  dan nilai  $\phi_1$  dan menyamakan dengan nol. Apabila fungsi  $J$  diturunkan terhadap  $\phi_0$ , maka diperoleh:

$$\begin{aligned}\frac{dJ}{d\phi_0} &= 2 \sum_{t=1}^n (Z_t - \phi_0 - \phi_1 Z_{t-1})^{2-1} (-1) \\ 0 &= \sum_{t=1}^n (Z_t - \phi_0 - \phi_1 Z_{t-1}) \\ 0 &= \sum_{t=1}^n (Z_t) - \sum_{t=1}^n (\phi_0) - \sum_{t=1}^n (\phi_1 Z_{t-1}) \\ \phi_0 &= \frac{\sum_{t=1}^n Z_t}{n} - \sum_{t=1}^n \frac{\phi_1 Z_{t-1}}{n}\end{aligned}\tag{2.26}$$

$$\phi_0 = \bar{Z} - \phi_1 \bar{Z}_{t-1}\tag{2.27}$$

dan untuk  $\phi_1$  turunan dari fungsi  $J$  adalah:

$$\begin{aligned}\frac{dJ}{d\phi_1} &= 2 \sum_{t=1}^n (Z_t - \phi_0 - \phi_1 Z_{t-1})^{2-1} (-Z_{t-1}) \\ 0 &= 2 \sum_{t=1}^n (Z_t - \phi_0 - \phi_1 Z_{t-1}) (-Z_{t-1}) \\ 0 &= \sum_{t=1}^n (Z_t (Z_{t-1}) - \phi_0 (Z_{t-1}) - \phi_1 Z_{t-1} (Z_{t-1})) \\ 0 &= \sum_{t=1}^n Z_t (Z_{t-1}) - \sum_{t=1}^n \phi_0 Z_{t-1} - \sum_{t=1}^n \phi_1 Z_{t-1}^2\end{aligned}$$

substitusikan persamaan 2.23

$$\begin{aligned}0 &= \sum_{t=1}^n Z_t (Z_{t-1}) - \sum_{t=1}^n Z_{t-1} \left( \sum_{t=1}^n \frac{Z_t}{n} - \sum_{t=1}^n \frac{\phi_1 Z_{t-1}}{n} \right) - \sum_{t=1}^n \phi_1 Z_{t-1}^2 \\ 0 &= \sum_{t=1}^n Z_t (Z_{t-1}) - \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t-1} \sum_{t=1}^n Z_t}{n} + \phi_1 \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t-1}^2}{n} - \sum_{t=1}^n \phi_1 Z_{t-1}^2\end{aligned}$$

kemudian kelompokkan  $\phi_1$  dan letakkan diruas lainnya

$$\begin{aligned}\sum_{t=1}^n \phi_1 Z_{t-1}^2 - \phi_1 \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t-1}^2}{n} &= \sum_{t=1}^n Z_t (Z_{t-1}) - \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t-1} \sum_{t=1}^n Z_t}{n} \\ \phi_1 \left( \sum_{t=1}^n Z_{t-1}^2 - \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t-1}^2}{n} \right) &= \sum_{t=1}^n Z_t (Z_{t-1}) - \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t-1} \sum_{t=1}^n Z_t}{n}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\phi_1 &= \frac{\sum_{t=1}^n Z_t(Z_{t-1}) - \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t-1} \sum_{t=1}^n Z_t}{n}}{\sum_{t=1}^n Z_{t-1}^2 - \frac{(\sum_{t=1}^n Z_{t-1})^2}{n}} \\ \phi_1 &= \frac{\sum_{t=1}^n Z_t(Z_{t-1}) - \bar{Z}(\bar{Z}_{t-1})}{\sum_{t=1}^n (Z_t(Z_{t-1}) - \bar{Z}_{t-1})^2}\end{aligned}\tag{2.28}$$

Setelah parameter diestimasi, maka lakukan uji signifikan parameter dengan membandingkan antara *p-value* dengan level toleransi ( $\alpha$ ), dengan uji hipotesisnya yaitu:

$H_0$ : parameter tidak signifikan dengan model

$H_1$ : parameter signifikan dengan model

Jika *p-value* <  $\alpha$ , maka tolak  $H_0$  dan terima  $H_1$  berarti parameter signifikan dengan model.

#### 2.4.5 Pemeriksaan Diagnostik

Setelah estimasi parameter model dilakukan, maka langkah selanjutnya adalah melakukan *diagnostic check* (verifikasi), yaitu memeriksa apakah model yang diestimasi sudah bisa digunakan untuk peramalan atau belum. Dalam tahap verifikasi model ada beberapa uji yaitu uji kenormalan residual dan uji Ljung-Box.

Suatu runtun waktu dikatakan proses *white noise* jika barisan variable acak tidak berkorelasi dengan rata-rata dan variansinya (Efendi, 2010). Dalam verifikasi model, residual juga harus memenuhi proses *white noise* (Majidin, 2009). Keacakan *residual* juga dapat diketahui dengan uji Ljung-Box. Adapun hipotesis uji Ljung-Box yaitu:

$H_0$  : *residual* adalah acak (*residual* memenuhi syarat *white noise*)

$H_1$  : *residual* adalah tidak acak (*residual* tidak *white noise*)

adapun statistik uji Ljung-Box (Hanke, 2009) yaitu:

$$Q^* = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{n-k}\tag{2.29}$$



dengan:

$r_k$  adalah *residual* autokorelasi lag  $k$

$n$  adalah jumlah dari *residual*

$k$  adalah lag

$m$  adalah lag maksimal

Jika  $Q^* < \text{Chi Kuadrat } (X^2_{\alpha;df})$ , maka terima berarti *residual* adalah acak atau dapat juga membandingkan nilai *p-value* dengan  $\alpha$ , jika nilai *p-value*  $> \alpha$  maka terima  $H_0$  artinya *residual* adalah acak (*residual* memenuhi syarat *white noise*).

Uji berikutnya adalah uji kenormalan *residual*, uji kenormalan dilakukan dengan melihat histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* menyerupai pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan sehingga layak digunakan untuk peramalan.

#### 2.4.6 Peramalan

Peramalan merupakan sasaran dari analisa runtun waktu yang diperlukan untuk perancangan dan proses kontrol. Peramalan adalah penggunaan data masa lalu dari sebuah variabel atau beberapa variabel untuk mengestimasi nilainya dimasa yang akan datang (Mulyana, 2004).

Setelah memperoleh model terbaik maka langkah berikutnya dalam metode Box-Jenkins yaitu peramalan. Model terbaik yang diperoleh pada tahap verifikasi digunakan untuk melakukan peramalan yang meliputi data *training*, data *testing* dan peramalan. Pada tahap peramalan data *training*, data yang digunakan yaitu data aktual, sedangkan untuk peramalan pada data *testing*, data yang digunakan tidak ada unsur data aktual tetapi data hasil peramalan pada data *training*. Selanjutnya pada tahap peramalan, data yang digunakan yaitu data hasil peramalan pada data *testing*. Misalnya, model yang diperoleh adalah AR (1) maka tahap peramalan tersebut sebagai berikut:

a. *Training*

$$\hat{Z}_2 = \phi_0 + \phi_1 Z_1 \quad (2.30)$$

dan seterusnya hingga data terakhir pada data *training*.

b. *Testing*

$$\hat{Z}_t = \phi_0 + \phi_1 \hat{Z}_{t-1} \quad (2.31)$$

dengan  $\hat{Z}_{t-1}$  adalah data terakhir hasil peramalan pada data *training*.

c. Peramalan

Model matematis untuk tahap peramalan ini sama dengan model matematis data *testing* pada Persamaan 2.31, tetapi  $\hat{Z}_{t-1}$  adalah data terakhir hasil peramalan pada data *testing*.

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

Bab III dalam penelitian ini terdiri atas jenis metode penelitian dan prosedur pembentukan model peramalan. Adapun langkah-langkah yang akan penulis lakukan adalah sebagai berikut:

#### **3.1 Metode Pengumpulan Data**

Pada penelitian ini metode yang digunakan untuk mengumpulkan data adalah dengan meminta data dari instansi terkait. Data yang digunakan adalah data sekunder pencemaran udara oleh PM10.

#### **3.2 Metode Analisa Data**

Pada tahap ini data yang telah diperoleh akan dikelompokkan. Setelah data dikelompokkan maka data akan dianalisa. adapun tahap-tahap dalam menganalisa data adalah:

1. Plot Data

Data yang telah dikelompokkan diplot sehingga kita dapat mengetahui unsur-unsur yang terdapat pada data tersebut, apakah terdapat *trend* atau musiman.

2. Identifikasi Model

Setelah data diplot, tentukan apakah data tersebut stasioner atau tidak. Untuk menentukan stasioner atau tidak dapat dilihat secara kasat mata, untuk lebih pastinya data tersebut stasioner atau tidak, perlu dilakukan uji stasioner. Adapun uji stasioner adalah uji akar unit ADF, uji akar unit PP, uji akar unit KPSS. Jika data yang diperoleh tidak stasioner maka data harus distasionerkan terlebih dahulu. Untuk menstasionerkan data, data di differensing. Tahap berikutnya plotkan ACF dan PACF, dari plot ACF dan PACF diperoleh model sementara. Apakah model AR, MA, ARMA atau ARIMA.

### 3. Estimasi Parameter

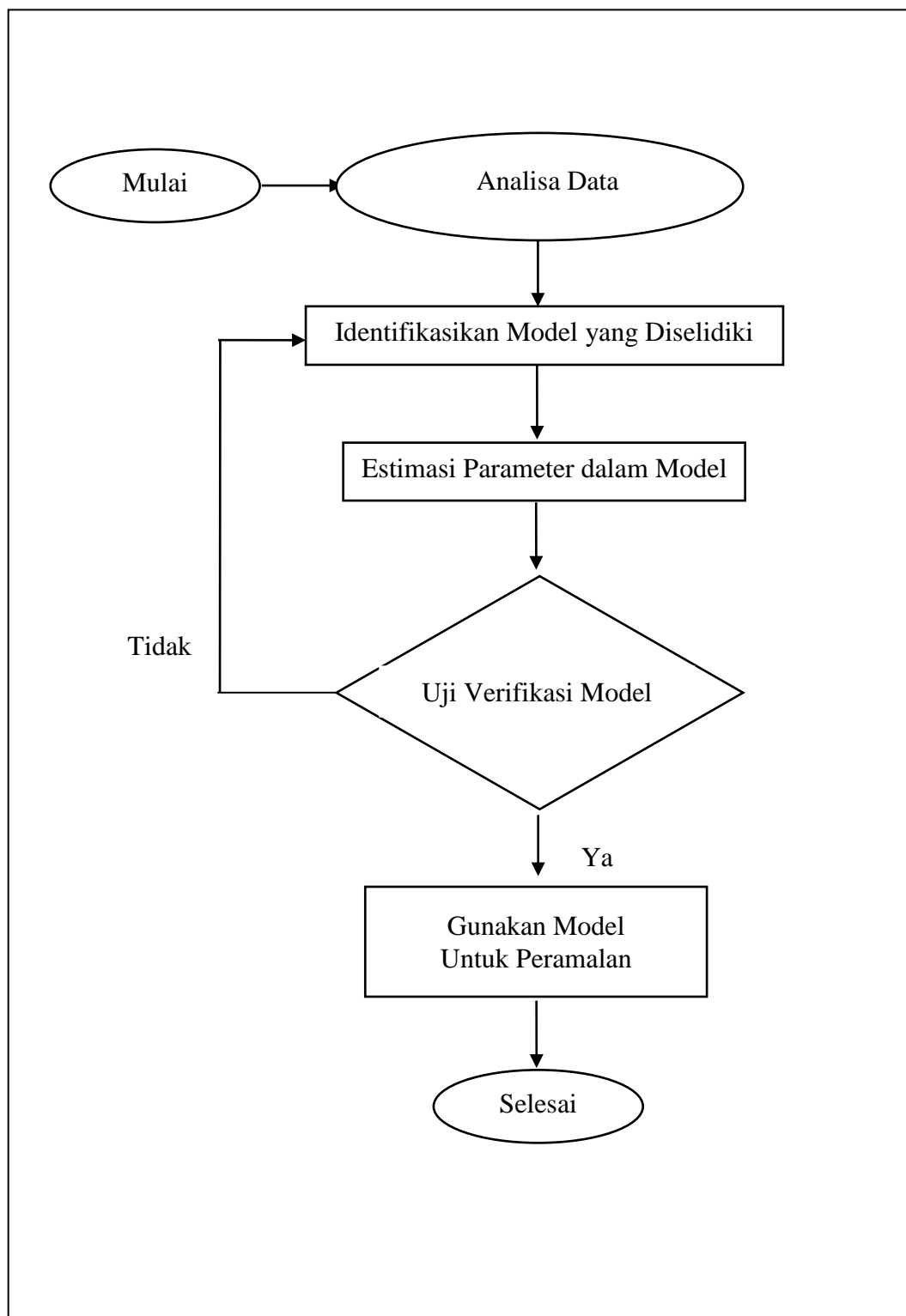
Setelah model diperoleh maka langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter untuk mengetahui besar koefisien dari model yang diperoleh. Metode *least square* yang akan digunakan untuk mengestimasi parameter dari model yang diperoleh. Setelah parameter diestimasi, maka dilakukan uji signifikan parameter dengan membandingkan nilai *p-value* dengan  $\alpha$ .

### 4. Verifikasi Model

Untuk menentukan apakah model yang diperoleh baik dan dapat digunakan untuk peramalan maka model harus diuji. Uji Ljung-Box dan uji kenormalan *residual* yang akan digunakan untuk mengdiagnosis model yang telah diperoleh.

### 5. Peramalan

Pada tahap peramalan ini model yang sesuai telah diperoleh, sehingga dengan model yang diperoleh dapat dilakukan peramalan bagaimana kepekatan pencemaran udara oleh PM10 pada masa yang akan datang.



**Gambar 3.1** *flow chart* membangun estimasi model

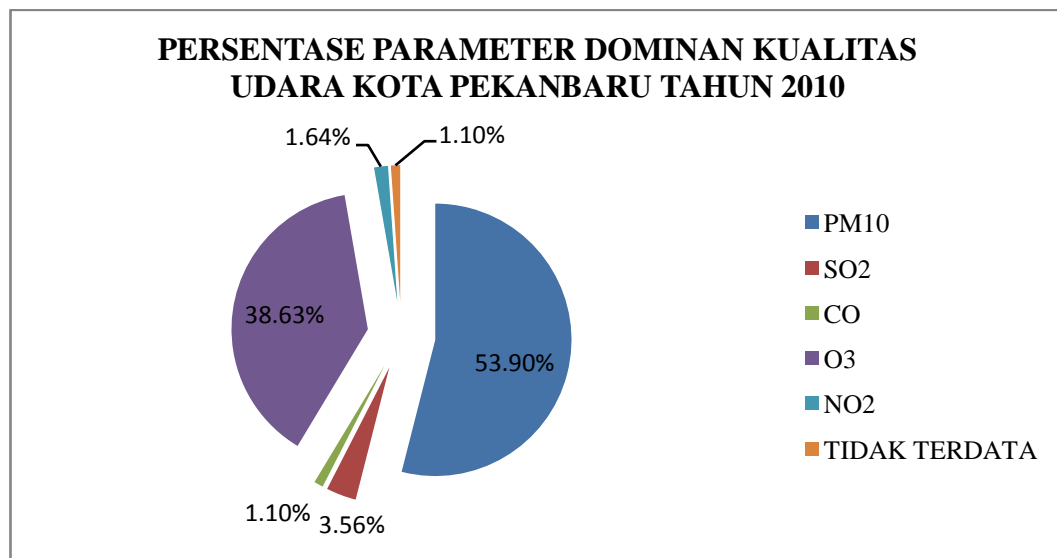
## BAB IV

### PEMBAHASAN

Pada BAB IV dalam tugas akhir ini akan dijelaskan analisa pembentukan model peramalan dan peramalan pencemaran udara oleh PM10 Pekanbaru untuk daerah Tampan dimasa yang akan datang menggunakan data pencemaran udara oleh PM10 stasiun pemantau Tampan PEF 3 (Pekanbaru *Fixed Station* 3) Tahun 2010. Dalam pembentukan model peramalan data runtun waktu menggunakan metode Box-Jenkins secara umum terdiri dari 4 langkah yaitu: langkah pertama adalah identifikasi model, kedua estimasi parameter, ketiga verifikasi model dan langkah terakhir adalah peramalan.

#### 4.1 Deskriptif Data Pencemaran Udara oleh PM10 Tahun 2010 Stasiun Pemantau Daerah Tampan PEF 3 (Pekanbaru *Fixed Station* 3)

Pencemaran udara untuk daerah kota Pekanbaru didominasi oleh PM10 yaitu 53,97% sekitar 197 hari pada Tahun 2010.



**Gambar 4.1 Persentase parameter pencemaran udara daerah Pekanbaru**

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa parameter dominan (*critical parameter*) kualitas udara ambien kota Pekanbaru pada Tahun 2010 adalah sebagai berikut:

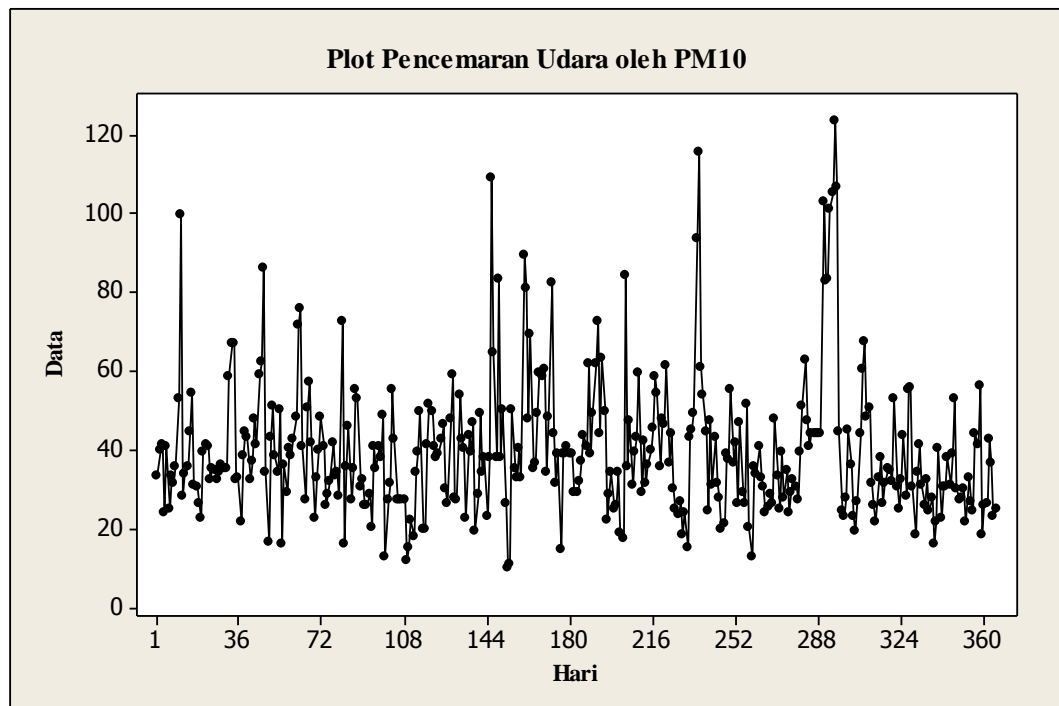
- PM<sub>10</sub> : 197 hari (53.97%)
- SO<sub>2</sub> : 13 hari (3.56%)
- O<sub>3</sub> : 141 hari (38.63%)
- CO : 4 hari (1.10%)
- NO<sub>2</sub> : 6 hari (1.64%)
- Tidak terdata : 4 hari (1.10%)

Pemantauan pencemaran udara Pekanbaru dilakukan oleh 3 stasiun pemantau yaitu stasiun pemantau daerah Kulim PEF 1 (Pekanbaru *Fixed station* 1), stasiun pemantau daerah Sukajadi PEF 2 (Pekanbaru *Fixed station* 2) dan stasiun pemantau daerah Tampan PEF 3 (Pekanbaru *Fixed station* 3). Dari hasil pemantauan pencemaran udara oleh PM<sub>10</sub> berdasarkan laporan tahunan kualitas udara ambien tahun 2010 di PEF 1 muncul sebanyak 60 hari, di PEF 2 sebanyak 19 hari dan muncul sebanyak 118 hari di PEF 3.

Data yang akan digunakan adalah data pencemaran udara oleh PM<sub>10</sub> dengan stasiun pemantau daerah Tampan PEF 3 (Pekanbaru *Fixed station* 3) Tahun 2010 yang akan disajikan dalam Lampiran A. Berikut adalah sajian statistik deskriptif data dan plot data pencemaran udara oleh PM<sub>10</sub> Tahun 2010 yang disajikan dalam Tabel 4.1 dan grafik plot pencemaran udara *output software* Minitab.

**Tabel 4.1 Statistik deskriptif pencemaran udara oleh PM<sub>10</sub>**

Statistik deskriptif pencemaran oleh PM <sub>10</sub>				
N	Rata-rata (Mean)	Standar deviasi	Nilai minimum	Nilai maksimum
365	39.70	17,51	10,11	123,71



**Gambar 4.2 Plot pencemaran udara PM10 hasil pemantauan PEF 3**

Untuk memperoleh model peramalan data runtun waktu menggunakan metode Box-Jenkins, adapun langkah pertama adalah mengidentifikasi model, mengestimasi parameter model, verifikasi model (*diagnostik check*) dan langkah terakhir adalah peramalan dengan model yang telah diperoleh.

Pencemaran udara di daerah Pekanbaru setiap tahunnya berasal dari industri, rumah tangga, kebakaran hutan dan lahan. Khususnya untuk daerah Pekanbaru sumber pencemaran udara terbanyak oleh PM10 adalah dari kebakaran hutan dan lahan yang sering terjadi.

#### **4.2 Pembentukan Model Peramalan Pencemaran Udara oleh PM10**

Pada bagian 4.2 akan dijelaskan langkah-langkah untuk memperoleh model peramalan dengan menggunakan metode Box-Jenkins. Untuk memperoleh model peramalan ini data yang digunakan adalah data rata-rata harian Tahun 2010 sebanyak 355 hari untuk stasiun pemantau daerah Tampan PEF 3 (Pekanbaru *Fixed station 3*).



### Langkah 1. Identifikasi Model

Dalam identifikasi model akan dilihat pertama kali adalah kestasioneran data. Untuk mengetahui data stasioner atau tidak dapat dilihat dari plot data, jika dilihat berdasarkan Gambar 4.2 plot-plot data tidak terlalu jauh antara satu dengan yang lainnya atau plot data mendekati rata-rata yang berarti data cenderung stasioner. Untuk lebih jelasnya dapat dilakukan uji *unit root* yang digunakan untuk menguji data sudah stasioner atau tidak, uji *unit root* terdiri dari tiga uji yaitu: uji *unit root Augmented Dickey-Fuller (ADF)*, uji *unit root Phillips-Perron (PP)*, uji *unit root Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)*. Berikut adalah hasil uji stasioner menggunakan uji *unit root* dengan *software* Eviews yang disajikan dalam Tabel:

**Tabel 4.2 Anggaran nilai uji ADF dengan nilai kritik Mackinnon**

Anggaran		Statistik-t	<i>P-value</i>
<i>Augmented Dickey-Fuller (ADF)</i>		-11.26472	0.0000
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-3.448622	
	5%	-2.869488	
	10%	-2.571072	

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa nilai mutlak uji ADF lebih besar dari nilai mutlak nilai kritik Mackinnon untuk level 1%, 5% dan juga 10% serta untuk nilai probabilitas lebih kecil dari nilai kritik 0.05. Jadi dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tolak  $H_0$  yang berarti data tidak terdapat *unit root* (data stasioner).

**Tabel 4.3 Anggaran nilai uji PP dengan nilai kritik Mackinnon**

Anggaran		Statistik-t	<i>P-value</i>
<i>Phillips-Perron (PP)</i>		-11.52328	0.0000
Nilai Kritik Mackinnon	1%	-3.448622	
	5%	-2.869488	
	10%	-2.571072	

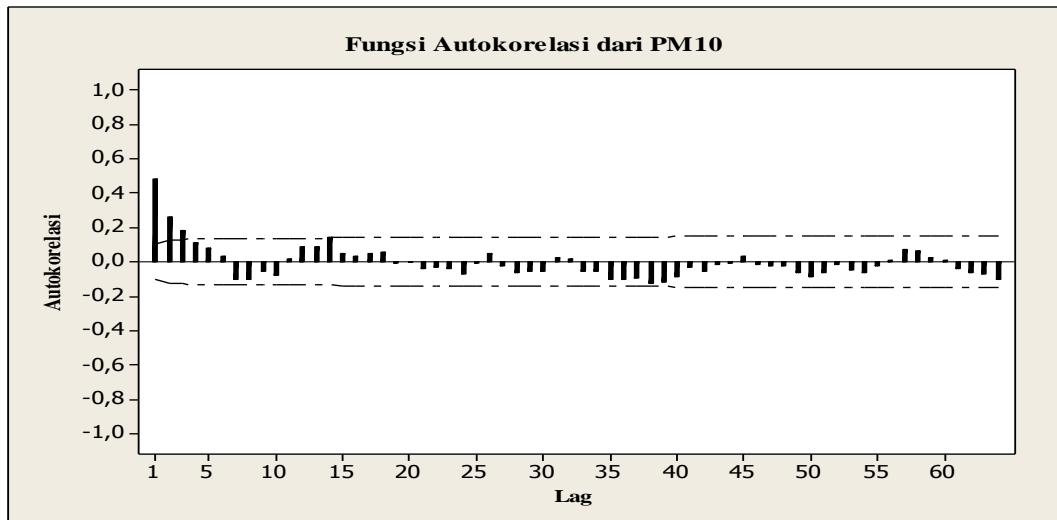
Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa nilai mutlak uji PP lebih besar dari nilai mutlak nilai kritik Mackinnon untuk level 1%, 5% dan juga 10% serta untuk nilai probabilitasnya lebih kecil dari nilai kritik 0.05. Jadi dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tolak  $H_0$  yang berarti data tidak terdapat unit *root* (data stasioner).

**Tabel 4.4 Anggaran nilai uji KPSS dengan nilai kritik Mackinnon**

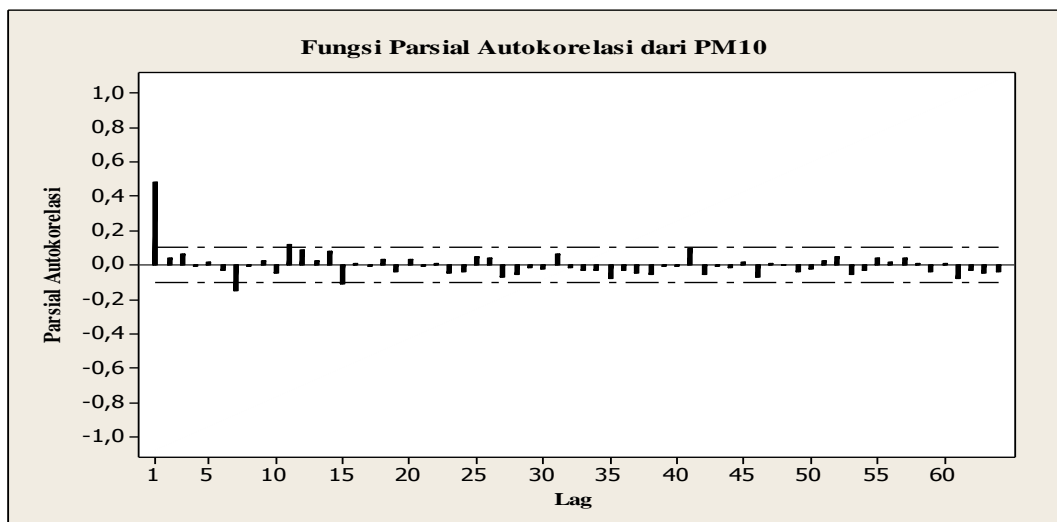
Anggaran		Statistik – t
<i>Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)</i>		0.078762
Nilai Kritik Mackinnon	1%	0.739000
	5%	0.463000
	10%	0.347000

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa nilai mutlak uji KPSS lebih besar dari nilai mutlak nilai kritik Mackinnon untuk level 1%, 5% dan juga 10% sehingga terima  $H_0$  yang berarti adalah data stasioner. Dari hasil yang diperoleh melalui uji stasioner dapat disimpulkan bahwa data pencemaran udara oleh PM10 adalah data yang stasioner.

Menentukan kestasioneran data juga dapat dilihat dari pasangan ACF dan PACFnya, dari *output* yang dihasilkan *lag* pada plot ACF dan PACF menurun secara sinus sehingga dapat disimpulkan data stasioner, berikut disajikan grafik ACF dan PACF *output* dari *software* Minitab:



**Gambar 4.3 ACF pencemaran udara PM10**



**Gambar 4.4 PACF pencemaran udara PM10**

Berdasarkan Gambar 4.3 dan Gambar 4.4 dapat ditentukan model sementara, dilihat dari *lag* pada ACF menurun secara sinus hingga menuju nol sedangkan pada PACF terpotong pada *lag* 1 maka model yang tepat untuk data pencemaran udara PM10 di daerah Pekanbaru adalah model *Autoregressive* berderajat satu atau AR(1), adapun model untuk AR(1) secara matematis dapat ditulis sbagai berikut:

$$Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + a_t \quad (4.1)$$

## Langkah 2. Estimasi Parameter Model

Setelah model sementara diperoleh langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter model. Metode kuadrat terkecil (*least square method*) yang akan digunakan dalam mengestimasi parameter model tersebut, berikut adalah hasil estimasi parameter model:

**Tabel 4.5 Nilai estimasi parameter model AR(1)**

Parameter	Koefisien	<i>P-value</i>
$\theta_1$	0.4803	0.000
$\theta_0$	20.5827	0.000

Dari Tabel 4.5 diatas dapat dilihat nilai untuk  $\theta_1$  adalah 0.4803 dan untuk  $\theta_0$  adalah 20.5827, selanjutnya akan dilakukan uji signifikan parameter model AR(1) dengan membandingkan antara *p-value* dengan level toleransi ( $\alpha$ ), adapun pengujian hipotesisnya yaitu:

$H_0$ : parameter AR(1) tidak signifikan dengan model

$H_1$ : parameter AR(1) signifikan dengan model

Dapat dilihat dari Tabel 4.5 bahwa *p-value* untuk parameter AR(1) adalah 0.000 dan nilai  $\alpha$  yaitu 5%, berarti *p-value* lebih kecil dari nilai  $\alpha$ , sehingga diambil kesimpulan bahwa tolak  $H_0$  yang berarti parameter  $\theta_1$  signifikan dengan model AR(1) yaitu 0.4803.

Selanjutnya uji signifikan terhadap konstanta AR(1) dengan membandingkan *p-value* dengan level toleransi ( $\alpha$ ), adapun uji hipotesisnya yaitu:

$H_0$ : konstanta AR(1) tidak signifikan dengan model

$H_1$ : konstanta AR(1) signifikan dengan model

Dapat dilihat bahwa *p-value* untuk konstanta AR(1) adalah 0.000 dan nilai  $\alpha$  yaitu 5%, berarti *p-value* lebih kecil dari nilai  $\alpha$ , sehingga diambil kesimpulan bahwa tolak  $H_0$  yang berarti konstanta  $\theta_0$  signifikan dengan model AR(1) yaitu 20.5827. Jadi model matematis yang didapatkan untuk model AR(1) setelah dilakukan estimasi parameter adalah:

$$Z_t = 20.5827 + 0.4803 Z_{t-1} + a_t \quad (4.2)$$

### Langkah 3. Verifikasi Model (*Diagnostic Check*)

Setelah estimasi parameter model dilakukan, maka langkah selanjutnya adalah melakukan verifikasi model (*diagnostic check*), yaitu memeriksa apakah model yang diestimasi sudah bisa digunakan untuk peramalan atau belum. Dalam tahap verifikasi model ada beberapa uji yaitu uji Ljung-Box dan uji kenormalan *residual*.

**Tabel 4.6 Output Proses Ljung-Box model AR(1)**

Model AR(1)					
<i>Lag</i>	10	20	30	40	50
$Q^*$	14.237	27.613	36.975	46.434	52.176
<i>p-value</i>	0.114	0.091	0.147	0.193	0.352

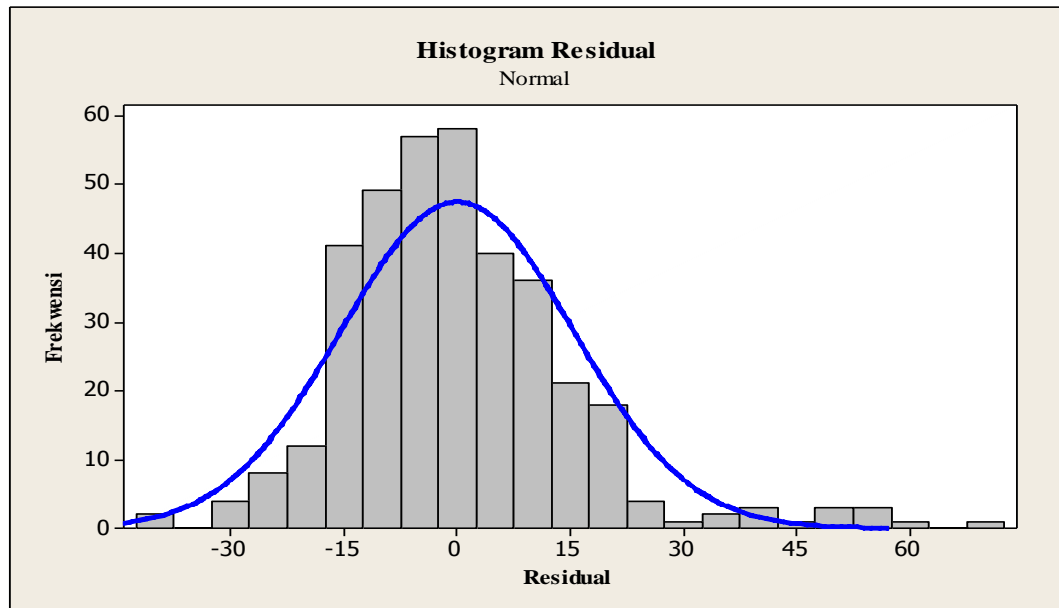
Dalam verifikasi model yang menggunakan uji Ljung-Box, hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0$  : *residual* adalah acak (*residual* memenuhi syarat *white noise*)

$H_1$  : *residual* adalah tidak acak (*residual* tidak *white noise*)

Dari Tabel 4.6 dapat dilihat *p-value* untuk setiap *lag* dengan nilai  $\alpha = 0.05$  dapat dilihat bahwa *p-value* lebih besar dari nilai  $\alpha$ , maka terima  $H_0$  yang artinya *residual* adalah acak (*residual* memenuhi syarat *white noise*).

Uji selanjutnya untuk verifikasi model adalah uji kenormalan *residual*. Dalam uji kenormalan *residual* untuk mengambil keputusan dapat dilihat dari histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan. Berikut disajikan histogram *residual* model AR(1) pada data pencemaran udara oleh PM10.



**Gambar 4.5 Histogram *residual* yang dihasilkan model AR(1)**

Gambar 4.5 menunjukkan histogram *residual* yang dihasilkan model, dapat dilihat bahwa telah mengikuti pola kurva normal, sehingga asumsi kenormalan terpenuhi. Berdasarkan uji yang dilakukan pada verifikasi, model AR(1) layak digunakan untuk tahap peramalan. Hal ini disebabkan model AR(1) telah memenuhi syarat verifikasi model yaitu *residual* yang dihasilkan model telah mengikuti proses *random* dan memenuhi asumsi kenormalan.

#### **Langkah 4. Penerapan Model Untuk Peramalan**

Setelah model dinyatakan lulus tahap verifikasi, maka model dapat digunakan untuk peramalan. Selanjutnya model digunakan untuk peramalan, yang dibedakan untuk data *training*, data *testing* dan peramalan.

##### **a. Data *training***

Data *training* yaitu data yang digunakan untuk membangun model peramalan. Penulis menggunakan data *training* sebanyak 355 data yaitu data dari 01 Januari 2010 sampai 21 Desember 2010. Peramalan menggunakan model AR(1) dengan persamaan 4.2 untuk data *training* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\hat{Z}_2 &= 20.5827 + 0.4803 Z_{2-1} \\
&= 20.5827 + 0.4803 Z_1 \\
&= 20.5827 + 0.4803(33.047218) \\
&= 36.512868 \\
\hat{Z}_3 &= 20.5827 + 0.4803 Z_{3-1} \\
&= 20.5827 + 0.4803 Z_2 \\
&= 20.5827 + 0.4803(39.682554) \\
&= 39.726361 \\
&\cdot \\
&\cdot \\
&\cdot \\
\hat{Z}_{355} &= 20.5827 + 0.4803 Z_{355-1} \\
&= 20.5827 + 0.4803 Z_{354} \\
&= 20.5827 + 0.4803(26.740073) \\
&= 33.458318
\end{aligned}$$

selanjutnya untuk nilai *training* yang lainnya dapat dilihat dalam Lampiran C.

b. *Data testing*

Data *testing* digunakan untuk melihat keakuratan hasil peramalan tanpa menggunakan data aktual. Penulis menggunakan data *testing* sebanyak 10 data yaitu dari 22 Desember 2010 sampai dengan 31 Desember 2010. Peramalan dengan menggunakan model AR(1) persamaan 4.2 untuk data *training* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\hat{Z}_{356} &= 20.5827 + 0.4803 Z_{356-1} \\
&= 20.5827 + 0.4803 Z_{355} \\
&= 20.5827 + 0.4803(33.425957) \\
&= 36.637187 \\
\hat{Z}_{357} &= 20.5827 + 0.4803 Z_{357-1} \\
&= 20.5827 + 0.4803 Z_{356} \\
&= 20.5827 + 0.4803(36.637187) \\
&= 38.179541
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \cdot \\
& \cdot \\
& \cdot \\
\hat{Z}_{364} &= 20.5827 + 0.4803 Z_{364-1} \\
&= 20.5827 + 0.4803 Z_{363} \\
&= 20.5827 + 0.4803(39.587465) \\
&= 39.596560 \\
\hat{Z}_{365} &= 20.5827 + 0.4803 Z_{365-1} \\
&= 20.5827 + 0.4803 Z_{364} \\
&= 20.5827 + 0.4803(39.596560) \\
&= 39.600928
\end{aligned}$$

Hasil peramalan dari data *testing* yang lebih lengkap akan disajikan dalam Tabel 4.7 berikut:

**Tabel 4.7 Data aktual dan peramalan *testing* pencemaran udara PM10**

No	Tanggal	$Z_t$	Ramalan ( $\hat{Z}_t$ )	No	Tanggal	$Z_t$	Ramalan ( $\hat{Z}_t$ )
1	22-Des-10	43,89	36,637187	6	27-Des-10	26,04	39,529108
2	23-Des-10	41,11	38,179541	7	28-Des-10	42,68	39,568530
3	24-Des-10	56,06	38,920334	8	29-Des-10	36,41	39,587465
4	25-Des-10	18,37	39,276136	9	30-Des-10	22,76	39,596560
5	26-Des-10	25,75	39,447028	10	31-Des-10	24,73	39,600928

c. Data Peramalan

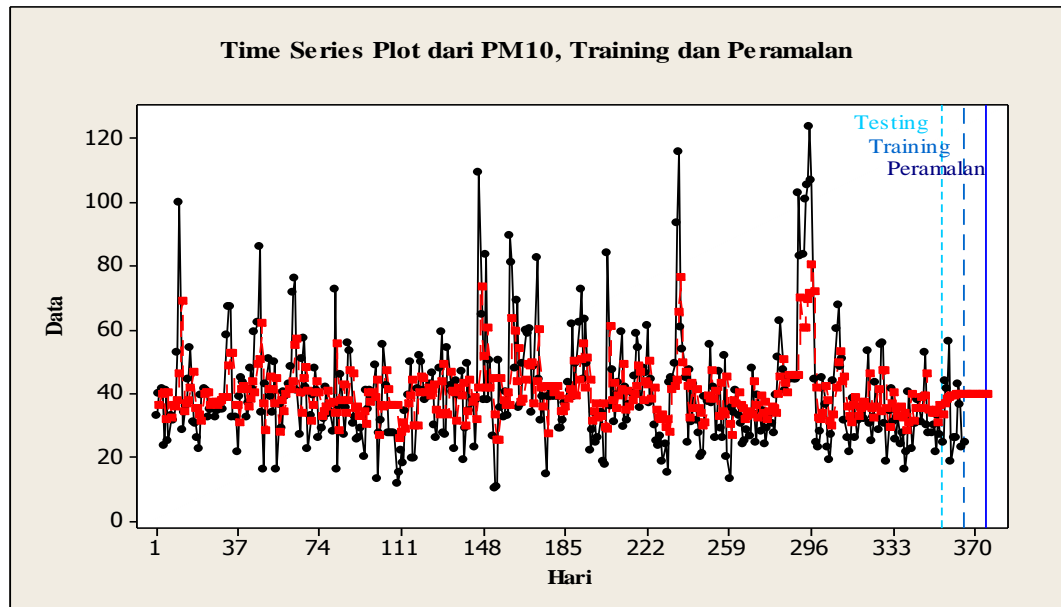
Langkah terakhir yang dilakukan adalah meramalkan tingkat pencemaran udara oleh PM10 di daerah Pekanbaru untuk stasiun pemantau daerah Tampan (PEF 3). Selanjutnya akan dilakukan peramalan tingkat pencemaran udara oleh PM10 untuk 10 hari yang akan datang yaitu 1 Januari 2011 sampai 10 Januari 2011. Untuk hasil peramalan akan disajikan dalam Tabel 4.8 berikut:



**Tabel 4.8 Data hasil peramalan pencemaran udara PM10**

No	Tanggal	Ramalan ( $\hat{Z}_t$ )	No	Tanggal	Ramalan ( $\hat{Z}_t$ )
1	01-Jan-11	39,603025	6	06-Jan-11	39,604915
2	02-Jan-11	39,604033	7	07-Jan-11	39,604941
3	03-Jan-11	39,604517	8	08-Jan-11	39,604953
4	04-Jan-11	39,604750	9	09-Jan-11	39,604959
5	05-Jan-11	39,604861	10	10-Jan-11	39,604962

Hasil peramalan untuk data *training*, data *testing* dan peramalan pencemaran udara oleh PM10 di daerah Pekanbaru dengan stasiun pemantau daerah Tampan (PEF 3) untuk 10 hari yang akan datang disajikan dalam Gambar 4.6 berikut:



**Gambar 4.6 Plot pencemaran udara PM10, data *training* dan peramalan**

Dari Gambar 4.6 dapat disimpulkan bahwa peramalan data *testing* dan data *training* mendekati data aktual, sedangkan untuk hasil peramalan 10 hari yang akan datang tingkat pencemaran udara oleh PM10 kota Pekanbaru mengalami peningkatan secara lambat, hal ini karena pada Januari 2011 adalah musim hujan sehingga kurangnya pembakaran hutan dan lahan sehingga membuat tingkat pencemaran udara oleh PM10 kota Pekanbaru tidak terlalu tinggi.

## **BAB V**

### **PENUTUP**

Bab V dalam penelitian ini merupakan kesimpulan dari pembahasan yang telah dilakukan pada Bab IV dan saran bagi pembaca yang ingin melakukan penelitian terkait dengan pencemaran udara.

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil dari pembahasan maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

- a. Model yang sesuai untuk pencemaran udara oleh PM10 di daerah Pekanbaru stasiun pemantau Tampan PEF 3 (Pekanbaru *Fixed Station* 3) dengan menggunakan tahap-tahap analisa metode Box Jenkins adalah model AR(1) dengan persamaan matematisnya sebagai berikut:

$$Z_t = 20.5827 + 0.4803 Z_{t-1} + a_t$$

- b. Secara umum, hasil peramalan dari data *training* dan data *testing* mendekati pola data aktual. Sedangkan dari hasil peramalan mengalami kenaikan dan juga mengikuti pola data aktual yaitu naik secara lambat.

#### **5.2. Saran**

Tugas akhir ini menjelaskan peramalan pencemaran udara oleh PM10 di daerah Pekanbaru stasiun pemantau Tampan PEF 3 (Pekanbaru *Fixed Station* 3) dengan menggunakan metode runtun waktu Box-Jenkins. Bagi para pembaca, penulis menyarankan meramalkan tingkat pencemaran udara oleh PM10 untuk stasiun pemantau lain atau meramalkan tingkat pencemaran udara oleh zat-zat pencemar udara lainnya di daerah kota Pekanbaru.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abraham, B. *Statistical Methods for Forecasting*. Iowa City. Wiley Interscience. June 1983.
- Cochrane, John H. *Time Series for Macroeconomics and Finance*. University of Chicago. Januari 2005.
- Effendi, R. *Analisa Runtun Waktu*. Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. 2010.
- Enders, W. *Applied Econometric Time Series*. Iowa State University. Jhon Wiley & Sons, INC. 1995.
- George E. P. Box and Gwilym M. Jenkins. *Time Series Analisis Forecasting and Control*. California. Holden Day. 1976.
- Gindo, A. S. “Pengukuran Partikel Udara Ambie (TSP, PM10, PM2,5) di Sekitar Calon Lokasi PLTN Semenanjung Lemahabang”. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Pengolahan Limbah VI*. Semenanjung Lemahabang. 2007.
- Hanke, J. E & Wichern, D. W. *Business Forecasting. Nineth edition*. USA. Pearson prentice hall. 2009.
- Kementrian Lingkungan Hidup. *Pengendalian Pencemaran Udara*. 2003.
- Majidin. “Analisis Runtun Waktu”. *Penelitian Mahasiswa D3 Universitas Haluoleo Kendari*. 2009.
- Mulyana. “ Analisis Data Deret Waktu”. *Buku Ajar Jurusan Statistik Universitas Padjadjaran Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam*. 2004.
- Pani, A. D. “Analisa *Time Series* Pencemaran Udara oleh *Particulate Matter* (PM10)”. *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri Vol 9 No 1*. 2010.
- Prabu. “Pencemaran Udara”. 12 Desember 2008. [online] <http://putraprabu.wordpress.com>.
- Putra. “Pencemaran Udara, dampak dan solusinya”. 7 Januari 2009. [online] <http://putracenter.net>.
- Puspita, E. “Pembaharuan Model dan Penentuan Model Terbaik untuk Data Runtun Waktu Nonmusiman yang Memiliki Kecendrungan Pola

- Musiman". *Proposal Penelitian Mahasiswa Program Studi Matematika Universitas Pendidikan Indonesia*. 2008.
- Sembiring, R. K. *Analisis Regresi*. Bandung. ITB. 2003.
- Rosadi, D. "Pengantar Analisa Runtun Waktu". *Diktat-kuliah, Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Gadjah Mada*. Yogyakarta. 2006.
- Yusnabeti dan kawan-kawan. "PM10 dan Inveksi Saluran Pernapasan Akut pada Pekerja Industri Mebel". *Makara Kesehatan Vol 14 No 1*. Juni 2010.
- Yafee, A. R. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting With Application of SAS and SPSS*. New York University. Academy Press, INC. 1999.
- <http://cwienn.wordpress.com>. "Hidrologi". 2009.
- [www.epa.gov/airtrends](http://www.epa.gov/airtrends). "Particulate Matter (PM10)". 1995.
- Zamri, M. I. "Forecasting and Time Series Analysis of Air Pollutants in Several Area of Malaysia". *American Journal of Environmental Sciences* 5 (5): 625-632. 2009.